Bunke, O. S. (2023). Methods of applying neural network algorithms in forecasting of energy consumption level at systems of automated electricity distribution. *Actual Issues of Modern Science. European Scientific e-Journal, 24*, 100-108. Ostrava: Tuculart Edition & European Institute for Innovation Development. (In Ukrainian)
Бунке, О. С. (2023). Методи застосування нейромережевих алгоритмів при прогнозуванні рівня енергоспоживання у системах автоматизованого розподілу електроенергії. *Actual Issues of Modern Science. European Scientific e-Journal*, *24*, 100-108. Ostrava: Tuculart Edition & European Institute for Innovation Development.

DOI: 10.47451/inn2023-03-02

The paper will be published in Crossref, ICI Copernicus, BASE, Zenodo, OpenAIRE, LORY, Academic Resource Index ResearchBib, J-Gate, ISI International Scientific Indexing, ADL, JournalsPedia, Mendeley, eLibrary, and WebArchive databases.

Oleksandr S. Bunke, PhD in Technical Science, Associate Professor, Department of Automation of Heat and Power Processes, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute". Kyiv, Ukraine.

Methods of applying neural network algorithms in forecasting of energy consumption level at systems of automated electricity distribution

Abstract: An analysis of modern methods of automated control of the level of electricity consumption at the level of households, industrial facilities, as well as critical infrastructure facilities, based on software algorithms and neural network architectures, was carried out. The exponential growth of the demand for electricity on a global scale and the globalization of the infrastructure of electricity networks indicate the urgency of the task of accurately forecasting the level of consumption, on the basis of which the optimal scheme for distributing electricity to consumers can be determined in real time. It is noted that when organizing a complex methodology for forecasting the level of electricity consumption and automated control of electricity distribution, it is necessary to establish statistical indicators that make it possible to estimate the volume of the input data array processed by the system, limitations on the calculation resource of the hardware and software complex of the platform, and requirements for the accuracy of machine analysis in accordance with financial risks and the probability of emergency situations. The high efficiency of the application of neural network infrastructures in the construction of systems of machine analysis, forecasting and automated control of the power grid infrastructure is shown. Such approaches to the organization of neural network architecture as a recurrent neural network, models based on long short-term memory and recurrent valve nodes, as well as time series models based on defined autoregressive integrated moving averages, according to which algorithms characterized by high accuracy of forecasting in real time under the conditions of minimal load on the computing resource. The importance of the preparation of the training selection and appropriate setting of neural network algorithms for the distribution of input data in accordance with the seasonal characteristics of electricity consumption is shown. The task of organizing, tuning and further optimizing the neural network algorithm was thus carried out according to the extrema of the objective functions, which were based on the statistical indicators of the prediction accuracy (mean absolute percentage error, root mean square error and mean absolute error) that were obtained from the results of the studies that were cited in open scientific publications.

Keywords: electricity consumption level, automated forecasting systems, neural network algorithms, statistical accuracy indicators, recurrent neural networks, long short-term memory models, gated recurrent units.

Олександр Сергійович Бунке, кандидат технічних наук, доцент, кафедра автоматизації теплоенергетичних процесів, Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського". Київ, Україна.

Методи застосування нейромережевих алгоритмів при прогнозуванні рівня енергоспоживання у системах автоматизованого розподілу електроенергії

Анотація: Проведено аналіз сучасних методів автоматизованого контролю споживання електроенергії на рівні домашніх господарств, промислових об'єктів, а також об'єктів критичної інфраструктури, що базуються на програмних алгоритмах та нейромережевих архітектурах. Експоненційний ріст попиту на електроенергію у світовому масштабі та глобалізація інфраструктури електромереж вказує на актуальність задачі точного прогнозування рівня споживання на основі якого може бути у реальному часі визначена оптимальна схема розподілу електроенергії споживачам. Зазначено, що при організації комплексної методики прогнозування рівня електроспоживання та автоматизованого контролю розподілу електроенергії необхідно визначити статистичні показники, що надають можливість оцінити об'єм масиву вхідних даних, які обробляються системою, обмеження на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи комплексу та вимоги до точності машинного аналізу відповідно до фінансових ризиків та вірогідності виникнення аварійних ситуацій. Показано високу ефективність застосування нейромережевих архітектур при побудові системи машинного аналізу, прогнозування та автоматизованого контролю інфраструктури електромережі. Зокрема було розглянуто такі підходи організації нейромережевої архітектури як рекурентна нейромережа, моделі на основі довгої короткочасної пам'яті і рекурентних вентильних вузлів, а також моделі часових рядів, що базуються на визначенні авторегресійного інтегрованого ковзного середнього, відповідно до яких можна побудувати алгоритми, що характеризуються високою точністю прогнозування у режимі реального часу за умов мінімального навантаження на обчислювальний ресурс. Показано важливість при підготовці навчальної вибірки та відповідного налаштування нейромережевих алгоритмів поділення вхідних даних у відповідності до сезонних особливостей електроспоживання. Задача організації, налаштування та подальшої оптимізації нейромережевого алгоритму, таким чином, була проведена відповідно до екстремумів цільових функцій, що базувались на статистичних показниках точності прогнозування (середня абсолютна процентна похибка, середньоквадратична похибка і середня абсолютна похибка), що були отримані на основі результатів досліджень, наведених у відкритих наукових публікаціях.

Ключові слова: рівень споживання електроенергії, системи автоматизованого прогнозування, нейромережеві алгоритми, статистичні показники точності, рекурентні нейромережі, моделі на основі довгої короткочасної пам'яті, рекурентні вентильні вузли.

Вступ

Постійний ріст попиту на електроенергію, масштабування інфраструктури електромереж та впровадження автоматизованих систем контролю і розподілу електроенергії, що оперують надзвичайно великою кількістю споживачів призвів до зростання *актуальності* алгоритмів прогнозування рівня електроспоживання, яке проводиться у реальному часі. При цьому важливо зазначити, що помилки у прогнозуванні та, відповідно, неефективний розподіл електроенергії характеризується значними фінансовими ризиками на ринку електропостачання та збільшенням вірогідності виникнення аварійних ситуацій на об'єктах критичної інфраструктури.

Водночас, задача прогнозування рівня електроспоживання не може бути однозначно формалізована на рівні математичної моделі, а тому у зазначеній області активно використовуються нейромережеві алгоритми, навчання яких відбувається на великих навчальних вибірках, що формуються відповідно до актуальних даних суб'єктів надання енергетичних послуг, на рівні приватних та державних комунальних підприємств (*Zheng et al., 2022*; *Jiang et al., 2020*; *Gordon, 2016*; *Bašta & Helman, 2013*; *Paulu et al., 2022*).

Аналіз результатів наукових досліджень представлених у профільних виданнях присвячених результатам застосування нейромережевих алгоритмів при прогнозуванні рівня енергоспоживання вказав на продуктивність впровадження у системі машинного аналізу архітектури рекурентної нейромережі (RNN: Recurrent Neural Network) та моделей, побудованих на її основі (*Amalou et al., 2022*; *Shachee et al., 2022*; *Zafri Wan Yahaya et al., 2020*; *Yuniarti et al., 2019*). Відкриті статистичні дані були представлені для країн Східної та Центральної Європи, що надало можливість отримати усередненні показники точності машинного аналізу відповідно до горизонту прогнозування та опалювального сезону (*Paulu et al., 2022*; *Siemiński et al., 2021*; *Sobocińska, 2022*; *Stošović et al., 2022*). При цьому аналіз був проведений як для нейромережевої архітектури RNN, так і для її моделей на основі довгої короткочасної пам'яті (LSTM: Long Short-Term Memory), рекурентних вентильних вузлів (GRU: Gated Recurrent Units) та моделей часових рядів, статистичні методики аналізу яких базуються на визначенні авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA: Auto-Regressive Integrated Moving Average), які надають можливість суттєво збільшити продуктивність роботи загального комплексу машинного аналізу відповідно показників точності прогнозування, навантаження на обчислювальний ресурс та часу обробки вхідних запитів (*Shachee et al., 2022*; *Zafri Wan Yahaya et al., 2020*; *Yuniarti et al., 2019*; *Stošović et al., 2022*; *Saini & Sharma, 2022*; *Sachin et al., 2020*; *Amalou et al., 2022*; *Ma et al., 2019*).

Характерно, що прогнозування рівня споживання електроенергії може проводитись для короткострокової (STP: Short-Term Prediction), середньострокової (MTP: Mid-Term Prediction) і довгострокової перспективи (LTP: Long-Term Prediction). Методики автоматизації LTP та MTP є надзвичайно важливими для стратегічного планування при організації інфраструктури і на сьогоднішній день ефективно формалізуються на рівні математичних моделей (*Wang et al., 2020*; *Wenninger et al., 2022*; *Tang et al., 2019*; *Chen et al., 2022*; *Ding et al., 2021*), у той час як для STP не розроблено цілісну методологію побудови алгоритмів прогнозування, що розглядається як *невирішена частина* загального дослідження.

Таким чином, *метою роботи* стала побудова комплексної методики організації нейромережевої архітектури прогнозування у режимі реального часу рівня енергоспоживання для систем автоматизованого розподілу електроенергії споживачам.

Постановка задачі організації нейромережевої архітектури прогнозування рівня електроспоживання

Задача організації системи короткострокового прогнозування рівня енергоспоживання електроенергії включає у себе формування узагальненої сезонної моделі розподілу електроенергії, вихідні дані якої можуть бути представлені як часові ряди, вибір нейромережевої архітектури та моделей на її основі, а також визначення показників

продуктивності проведення машинного аналізу відповідно до точності прогнозу, навантаження на обчислювальний ресурс та часу обробки запиту, що представлені як цільові функції та їх аргументи (*Рисунок 1*).

Класичний підхід прогнозування базується на застосуванні математичних моделей статистичного розподілу набору даних як то ARIMA, що відповідно до масиву вхідних даних представлених у вигляді часових рядів дозволяють провести прогнозування показників електроспоживання для наступних інтервалів часу, точність яких залежить від довжини інтервалу. Типовим недоліком застосування такого підходу є необхідність попереднього виділення статистичних властивостей вибірки, що недостатньо ефективно здійснюється через формування сезонної моделі електророзподілу відповідно до якої часто виникають непрогнозовані викиди, що суттєво впливають на результати прогнозування. Проблема наявності викидів полягає у тому, що на рівень споживання електроенергії впливають кліматичні фактори, такі як температура і вологість повітря, а також сила вітру, що не можуть однозначно прогнозуватись відповідно до сезонних змін. Також модель значно ускладнюється через зміни у рівні споживання електроенергії у залежності від того відбувається енергопостачання у робочі чи вихідні дні, при введені чи виведенні з експлуатації промислових об'єктів, що споживають значимий відсоток електроенергії у масштабі району міста, тощо. Тому на сьогоднішній день перевага надається застосуванню нейромережевих алгоритмів, зокрема таких, що базуються на архітектурах нейромереж глибинного навчання (DL-ANN: Deep Learning Artificial Neural Networks), що ефективно проводять машинний аналіз та автоматичне прогнозування рівня енергоспоживання у режимі реального часу без попереднього визначення статистичних властивостей або при визначенні їх лише у рамках сезонної моделі електророзподілу (*Stošović et al., 2022*; *Saini & Sharma, 2022*; *Sachin et al., 2020*; *Amalou et al., 2022*; *Ma et al., 2019*; *Wang et al., 2020*).

Для вирішення даної задачі зазвичай використовується RNN-архітектура, яка базується на типовій циклічній схемі, що надає відповідним нейромережевими алгоритмам переваги при роботі з часовими послідовностями. Водночас, значною перевагою зазначеної архітектури є простота організація процесу навчання, що є подібною до навчання базової моделі перцептрону і здійснюється за методом зворотного розповсюдження похибки (EBP: Error Backpropagation) – це дозволяє зменшити навантаження на обчислювальний ресурс та час обробки вхідних даних при роботі у режимі навчання. Особливість роботи архітектури RNN з послідовностями представленими у вигляді часових рядів полягає у тому, що показник градієнта залежить від розрахунків, що були виконані на всіх етапах навчання, тобто у процесі навчання розраховується сума градієнтів. Таким чином, EBP розширюється до методу оберненого розповсюдження помилки крізь час (EBP-TT: Error Backpropagation Through Time), що призводить до додаткового навантаження на обчислювальний ресурс, значення якого має бути враховано при організації системи машинного аналізу.

Оптимізація системи прогнозування рівня енергоспоживання на основі архітектури рекурентної нейромережі

Проведений аналіз показав, що збільшення точності прогнозування у короткостроковій перспективі для нейромережевих алгоритмів, що базується на архітектурі RNN можливо при застосуванні LSTM-модулів, які представляються як додаткові шари нейронів базової архітектури, що зберігають значення як для коротких, так і довгих проміжків часу. Характерно, що у LSTM-модулях не використовуються функції активації рекурентних компонентів, а отже градієнт у процесі навчання не зникає при використанні методу EBP-TT, що розглядався у попередньому підрозділі. Таким чином нейромережевий алгоритм, що базується на архітектурі RNN-LSTM більш ефективно виділяє часові характеристики потокових даних, що поступають на вхід системи машинного аналізу. Але при цьому, як було вказано вище, збільшується навантаження на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи відповідно збільшення кількості нейронів відносно довжини одного блоку вхідної послідовності, що підлягає машинному аналізу. У свою чергу включення у базову архітектуру модулів GRU можна розглядати як модифікацію RNN-LSTM, що проводиться з метою спрощення загальної структури через зменшення кількості нейронів (*Рисунок 2*) та каналів передачі даних про загальний стан. Відповідно зазначеного підходу на вхід RNN-GRU подаються та вихідні значення за якими згідно обраної функції активації обчислюється вектор вузла скидання (RGV: Reset Gate Vector) як початковий вибір нового вихідного значення, а також вектор вузла уточнення (UGV: Update Gate Vector). Вектори RGV і UGV формують набір вентилів для вибору актуального значення з метою обчислення вектору виходу.

Важливо зазначити, що модулі RGV та UGV можуть бути використанні не тільки для базової архітектури RNN, але й для архітектури двонаправленої рекурентної нейронної мережі (BRNN: Bidirectional Recurrent Neural Network), у рамках якої з'єднуються у протилежних напрямках два прихованих шари, що мають один вхід.

Таким чином, на вихідний шар BRNN потрапляє інформація як попередніх, так і майбутніх станів одночасно, а отже вхідна інформація про майбутні стани у рамках BRNN отримується з поточного стану. Це можна розглядати як виділення контексту з часового ряду послідовності вхідних даних. Так, при прогнозуванні енергоспоживання на рівні BRNN системою машинного аналізу кожен стан розглядається як наслідок попереднього стану та причина наступного стану, що теоретично може суттєво збільшити точність прогнозування.

Як було вказано вище оцінка навантаження на обчислювальний ресурс на базовому рівні оцінюється через кількість нейронів у нейромережевій архітектурі у відповідності до кількості елементів вхідної послідовності N. У свою чергу точність прогнозування може бути визначена через розрахунок похибки. У представлених дослідженнях розраховувались такі показники як середня абсолютна похибка Δ_{MAE} (MAE: Mean Absolute Error), середня абсолютна процентна похибка δ_{MAPE} (MAPE: Mean Absolute Percentage Error) і середньоквадратична похибка Δ_{RMSE} (RMSE: Root Mean Square Error), а також її квадрат. Аналіз сучасних публікацій присвячених короткостроковому та середньостроковому прогнозуванню рівня енергоспоживання за допомогою нейромережевих алгоритмів архітектури RNN показав, що залежності для цих показників є подібними. Тому у рамках даного дослідження за відкритими статистичними даними (*Sobocińska, 2022*; *Stošović et al., 2022*) було розглянуто залежність значення середньої

абсолютної процентної похибки від часу як цільову функцію точності прогнозування (*Рисунок 3*; *Рисунок 4*).

Результати прогнозування поточних даних нейромережевими алгоритмами на основі архітектури RNN було проведено для зимового сезону, коли електроспоживання і, відповідно, абсолютна похибка у його прогнозуванні є найбільшими. Згідно з результатами прогнозування найбільш ефективно рівень енергоспоживання електроенергії прогнозується для середньострокової перспективи (від 10 діб), але застосування LSTM- (*Рисунок 3*) та GRU-модулів (*Рисунок 4*) дозволяє збільшити точність прогнозування у межах 2-4 рази. Вибір між LSTM- та GRU-модулями при цьому цілком залежить від вибору меж горизонту прогнозування. Було зазначено, що впровадження двонаправленої архітектури RNN також надає можливість зменшити значення похибки прогнозування для середньострокового прогнозування при використанні LSTM-модулів і для коротко- і середньострокового прогнозування при використанні GRU-модулів.

Висновки

У результаті проведеного дослідження було проаналізовано особливості застосування нейромережевих алгоритмів при побудові системи машинного аналізу, прогнозування та автоматизованого контролю інфраструктури електромережі. Зокрема було розглянуто такі підходи організації нейромережевої архітектури як рекурентна нейромережа, моделі на основі довгої короткочасної пам’яті і рекурентних вентильних вузлів, а також моделі часових рядів, що базуються на визначенні авторегресійного інтегрованого ковзного середнього.

При цьому у рамках дослідження було розроблено:

- методику організації системи прогнозування рівня електроспоживання у режимі реального часу, що базується на нейромережевих та програмних алгоритмах;
- методику оцінки ефективності нейромережевої моделі відповідно точності прогнозування за значенням похибки та навантаження на обчислювальний ресурс;
- методологічні рекомендації по застосуванні LSTM- та GRU-модулів, а також двонаправленої архітектури при адаптації нейромережевої архітектури RNN до задачі прогнозування рівня енергоспоживання електроенергії.

Список джерел інформації:

Amalou, I., Mouhni, N., & Abdali, A. (2022). Multivariate time series prediction by RNN architectures for energy consumption forecasting. *Energy Reports, 8*, 1084-1091. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.07.139

Bašta, M., & Helman, K. (2013). Scale-specific importance of weather variables for explanation of variations of electricity consumption: The case of Prague, Czech Republic. *Energy Economics, 40*, 503–514. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.07.023

Chen, J., Wang, X., & Lai, C. (2022). Research on mid-term prediction of regional electricity consumption considering the impact of major social activities. *2022 IEEE 5th Advanced*

Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). https://doi.org/10.1109/imcec55388.2022.10019968

Ding, F., Li, X., Zhou, B., Wu, M., & Gnansounoue, E. (2021). Mid-long term interprovincial renewable energy consumption potential and strategy of clean emission in Shanghai's power sector. *2021 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (ISPEC).* https://doi.org/10.1109/ispec53008.2021.9735490

Gordon, G. (2016) The uses and limitations of International Energy Consumption Comparisons. *International Comparisons of Energy Consumption*, 239-252. https://doi.org/10.4324/9781315659602-36

Jiang, M., An, H., Gao, X., Liu, D., Jia, N., & Xi, X. (2020). Consumption-based multi-objective optimization model for minimizing energy consumption: A case study of china. *Energy, 208,* 118384. https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118384

Ma, M., & Wang, Z. (2019). Prediction of the energy consumption variation trend in South Africa based on Arima, NGM and NGM-Arima models. *Energies, 13*(1), 10. https://doi.org/10.3390/en13010010

Paulu, A., Vitvarová, M., & Kočí, V. (2022). Quantifying the industry-wide symbiotic potential: LCA of construction and Energy Waste Management in the Czech Republic. *Sustainable Production and Consumption, 34*, 55-64. https://doi.org/10.1016/j.spc. 2022.08.033

Sachin, M. M., Paily Baby, M., & Sudharson Ponraj, A. (2020). Analysis of energy consumption using RNN-LSTM and Arima model. *Journal of Physics: Conference Series, 1716* (1), 012048. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1716/1/012048

Saini, K., & Sharma, S. (2022). Gated recurrent unit (GRU) in RNN for traffic forecasting based on time-series data. *2022 2nd International Conference on Innovative Sustainable Computational Technologies (CISCT).* https://doi.org/10.1109/cisct55310.2022.10046484

Shachee, S. B., Latha, H. N., & Hegde Veena, N. (2022). Electrical energy consumption prediction using LSTM-RNN. *Evolutionary Computing and Mobile Sustainable Networks,* 365-384. https://doi.org/10.1007/978-981-16-9605-3_25

Siemiński, P., Hadyński, J., Lira, J., & Rosa, A. (2021). Regional diversification of electricity consumption in rural areas of Poland. *Energies, 14*(24), 8532. https://doi.org/10.3390/en14248532

Sobocińska, M. (2022). Processes of modernization of consumption in Poland in the context of the sustainable consumption and the functioning of the Renewable Energy Market. *Energies, 15*(1), 289. https://doi.org/10.3390/en15010289

Stošović, M. A., Radivojević, N., & Ivanova, M. (2022). Electricity consumption prediction in an electronic system using artificial neural networks. *Electronics, 11* (21), 3506. https://doi.org/10.3390/electronics11213506

Tang, L., Wang, X., Wang, X., Shao, C., Liu, S., & Tian, S. (2019). Long-term electricity consumption forecasting based on expert prediction and Fuzzy Bayesian theory. *Energy, 167*, 1144-1154. https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.10.073

Wang, J. Q., Du, Y., & Wang, J. (2020). LSTM based long-term energy consumption prediction with periodicity. *Energy, 197*, 117197. https://doi.org/10.1016/j.energy. 2020.117197

Wenninger, S., Kaymakci, C., & Wiethe, C. (2022). Explainable long-term building energy consumption prediction using QLattice. *Applied Energy, 308*, 118300. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118300

Yuniarti, E., Nurmaini, N., Suprapto, B. Y., & Naufal Rachmatullah, M. (2019). Short term electrical energy consumption forecasting using RNN-LSTM. *2019 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS).* https://doi.org/10.1109/icecos47637.2019.8984496

Zafri Wan Yahaya, W. M., Kamaru Zaman, F. H., & Abdul Latip, M. F. (2020). Prediction of energy consumption using recurrent neural networks (RNN) and nonlinear autoregressive neural network with external input (NARX). *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 17* (3), 1215. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v17.i3. pp1215-1223

Zheng, S., Zhang, Y., Zhou, S., Ni, Q., & Zuo, J. (2022). Comprehensive energy consumption assessment based on Industry Energy Consumption Structure Part I: Analysis of energy consumption in key industries. *2022 IEEE 5th International Electrical and Energy Conference (CIEEC).* https://doi.org/10.1109/cieec54735.2022.9845929

Додаток

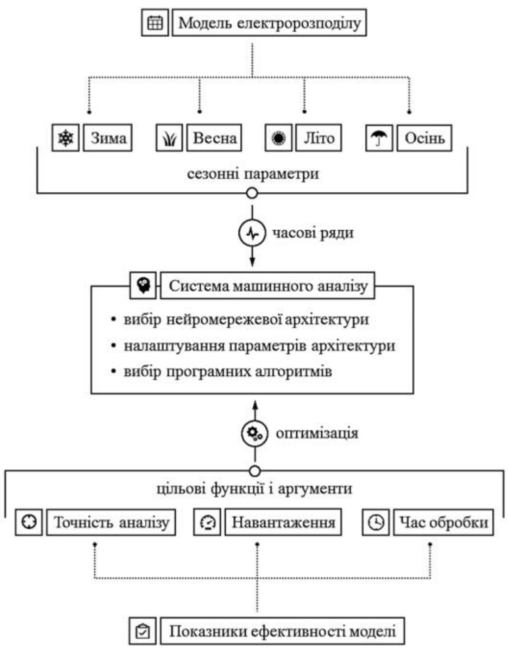


Рисунок 1. Базова схема організації системи короткострокового прогнозування рівня електроспоживання

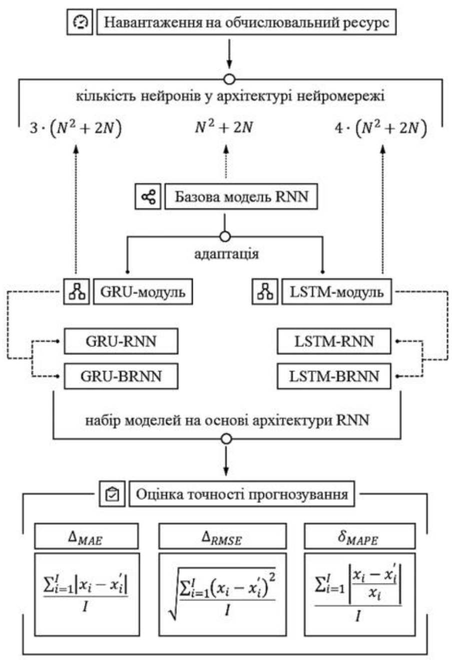


Рисунок 2. Схема оцінки ефективності нейромережевої моделі відповідно точності прогнозування та навантаження на обчислювальний ресурс

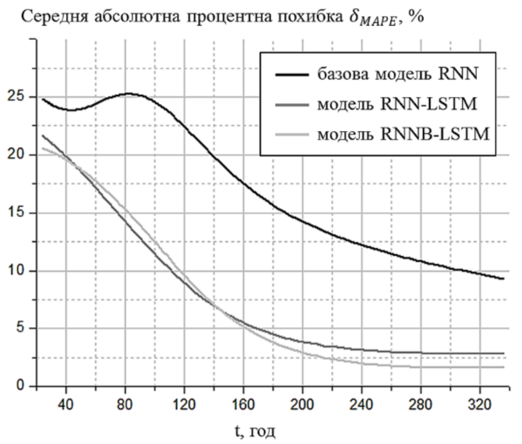


Рисунок 3. Результати прогнозування рівня енергоспоживання для нейромережевої архітектури на основі RNN та LSTM

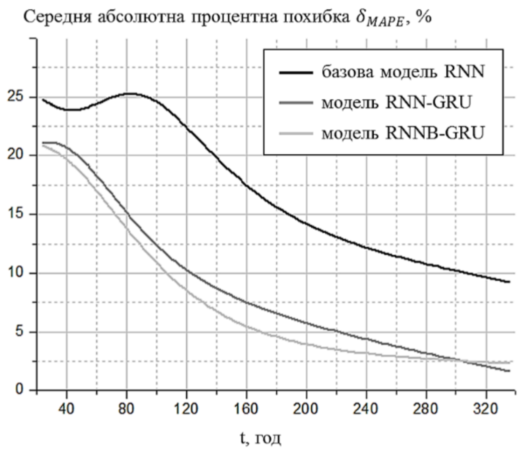


Рисунок 4. Результати прогнозування рівня енергоспоживання для нейромережевої архітектури на основі RNN та GRU